



Blaconá, María Teresa

Bussi, Javier

Méndez, Fernanda

Sigal, Facundo

Instituto de Investigaciones Teóricas y Aplicadas, Escuela de Estadística

DISTINTOS MÉTODOS PARA LA ESTIMACIÓN DE CICLOS ECONÓMICOS

I. INTRODUCCIÓN

En la bibliografía actual son múltiples los métodos para la estimación de ciclos. Desde el punto de vista estadístico existen métodos paramétricos y no paramétricos, entre estos últimos se pueden encontrar varios filtros, siendo el más utilizado, especialmente en nuestro país, Hodrick-Prescott (HP). Entre los paramétricos se cuenta con los modelos de espacio de estados (MEE)(Harvey, 1989), que descomponen a la serie en sus componentes no observables como tendencia, estacionalidad y ciclo, suponiendo que pueden variar suavemente a través del tiempo y estimándolas a través del filtro de Kalman. Por otro lado están los modelos autoregresivos integrados promedios móviles (ARIMA) (Box y Jenkins, 1976) los cuales separan el comportamiento permanente del transitorio.

Hasta hoy en día existe discusión acerca de la descomposición de las series de tiempo en sus componentes no observables y cual es la mejor manera de tratar o estimar cada uno de estos componentes.

Uno de los tópicos primordiales al estudiar series de tiempo económicas es la distinción entre comportamiento transitorio y permanente. Otro tema que puede llevar a discusión cuando se estudia el comportamiento de la tendencia y el ciclo es si los datos deben ser ajustados por estacionalidad previamente, o como sugiere Harvey y Jaeger (1993) conviene explicitar la estacionalidad en un modelo, porque el ajuste estacional puede modificar en algún grado la estimación de la tendencia subyacente.

Si bien como expresa Franses (1998), los componentes tendencia, ciclo y estacionalidad se definen en función del modelo que los representa, se puede aceptar que la tendencia es "el valor que toma la serie si se extendiera por un largo plazo" (Beveridge, Nelson, 1981). En este comportamiento a largo plazo se supone que los cambios se van produciendo en forma gradual.

Si el comportamiento de la serie es no estacionario se puede distinguir entre tendencia estocástica o determinística. Si la serie es estacionaria luego de convenientes diferencias, se dice que es estacionaria en diferencias o integrada de orden d , $I(d)$, y que la serie tiene tendencia estocástica. Por otro lado, si la serie es estacionaria en tendencia ello implica que se puede descomponer en una función determinística del tiempo y en un ciclo estacionario.

Otro tema que tiene importancia en el análisis de series de tiempo económicas argentinas, es el tratamiento de cambios abruptos de nivel o pendiente, porque como se mencionó anteriormente, la tendencia y los ciclos deberían presentar cambios suaves.

En la República Argentina se han realizado trabajos para estimar los ciclos de series macroeconómicas, por ejemplo Trajtenberg (2004) y Ahumada & Garegnani (2000), este



último advierte sobre los inconvenientes que se pueden presentar al aplicar el filtro de Hodrick-Prescott (HP, 1980) a estas series.

Como expresan Kamil y Lorenzo, (1998): "Al diseñar una metodología para estudiar el ciclo económico no debe perderse de vista que la distinción entre componentes tendenciales y cíclicos es un tema sujeto a controversias, tanto desde el punto de vista de la teoría económica como desde una perspectiva estrictamente estadística." ... "A su vez, la utilización de distintos métodos de extracción de componentes tendenciales puede dar, y de hecho da, lugar a cuantificaciones diferentes de las fluctuaciones macroeconómicas a corto plazo."

En este trabajo se realiza un avance del trabajo Blaconá et-al (2007) sobre un análisis estadístico empírico de la serie Producto Interno Bruto (PIB) de la Argentina con el objetivo de estimar los ciclos, incorporando la estimación mediante modelos ARIMA. Se analizan dos series: el logaritmo de la serie original (datos brutos) y el logaritmo de la serie ajustada estacionalmente. Se utilizan los MEE y el filtro de HP y los modelos ARIMA, realizándose una comparación entre los resultados de los tres métodos.

En la sección II se realiza una breve introducción a los MEE y se plantea el caso particular en que estos modelos son equivalentes al filtro de HP y la equivalencia entre MEE y modelos ARIMA, en la sección III se realiza el análisis empírico de las series original y desestacionalizada. En la sección IV se presenta la discusión.

II. METODOLOGÍA

II. 1. INTRODUCCIÓN A LOS MEE

Se puede considerar que el filtro de HP coincide con un caso particular de un MEE. Dicho MEE debe cumplir con ciertas restricciones referidas a las variancias de los errores. De este modo, se puede mostrar que el filtro de HP coincide con el estimador suavizado del componente tendencia para un modelo de tendencia local del tipo:

$$\begin{aligned}y_t &= \mu_t + \varepsilon_t, & \varepsilon_t &\sim \text{NID}(0, \sigma_\varepsilon^2), \quad t = 1, 2, \dots, T \\ \mu_t &= \mu_{t-1} + \beta_{t-1} + \eta_t & \eta_t &\sim \text{NID}(0, \sigma_\eta^2) \\ \beta_t &= \beta_{t-1} + \zeta_t & \zeta_t &\sim \text{NID}(0, \sigma_\zeta^2)\end{aligned}\tag{II.1.1}$$

donde μ_t se define como el nivel, β_t es la pendiente y ε_t , η_t , ζ_t son los errores independientes entre sí. Las restricciones referidas a las variancias de los errores mencionadas en el párrafo anterior están especificadas de la siguiente manera: $\sigma_\eta^2 = 0$ y $\sigma_\varepsilon^2 / \sigma_\zeta^2 = \lambda$.

El filtro de HP sin tendencia o componente cíclico es un estimador suavizado del componente irregular del MEE (II.1.1) y aunque se mantiene la representación de la desviación de la tendencia es un componente puramente irregular.

Harvey y Jager (1993) muestran que series $I(1)$ e $I(2)$, una vez eliminada la tendencia pueden mostrar comportamientos cíclicos espurios, por ello estos autores proponen describir ciertas características de la serie (*stylised facts*) por medio de los MEE, que son capaces de interpretar la dinámica de los ciclos de una serie de tiempo. Esto se puede probar a través de convenientes diagnósticos estadísticos de bondad de ajuste.



Según Blanchard y Fischer (1989), se considera una etapa crucial en las investigaciones macroeconómicas establecer las características suavizadas (*stylised facts*) asociadas a una serie de tiempo. Por lo tanto, dichas características deberían: i) ser consistentes con las propiedades estadísticas de los datos y ii) presentar información útil. Sin embargo, muchos *stylised facts* mencionados en la literatura no cumplen este criterio. En particular, la información basada sobre series en que fue eliminada la tendencia en forma mecánica puede dar fácilmente una impresión espuria del comportamiento cíclico.

Los MEE se explicitan basados en las propiedades estocásticas de los datos.

II. 2. EL FILTRO DE HODRICK-PRESCOTT

Existen en la bibliografía trabajos que han señalado las distorsiones que pueden ocurrir al ajustar una tendencia determinística cuando sólo se presenta tendencia estocástica (Nelson y Kang, 1981). El filtro adoptado por HP puede ser pensado como un estimador óptimo del componente tendencia en un MEE de la forma:

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t, \quad t=1, \dots, T \quad (II.2.1)$$

donde μ_t se define como en el modelo (II.1.1), pero con la restricción que $\sigma_\eta^2 = 0$. El filtro óptimo para conseguir observaciones una vez extraída la tendencia y_t^d para muestras suficientemente grandes y t no cercano al comienzo o al final de la serie (ver Harvey y Jaeger, 1993), es:

$$y_t^d = \left[\frac{(1-L)^2(1-L^{-1})^2}{q_\zeta + (1-L)^2(1-L^{-1})^2} \right] y_t, \quad q_\zeta > 0, \quad (II.2.2)$$

donde $q_\zeta = \sigma_\zeta^2 / \sigma_\varepsilon^2$ y L es el operador de retardo, $L^j y_t = y_{t-j}$.

Si la ecuación (II.2.1) fuese el verdadero modelo de la serie en estudio, q_ζ se podría estimar por máxima verosimilitud. En cambio en el filtro de HP se le impone un valor que en vez de estimarlo. A este valor impuesto de q_ζ se lo denomina \bar{q}_ζ .

Desde el punto de vista de los MEE, el filtro de HP es equivalente a postular el modelo (II.1.1) e imponer las restricciones:

$$\sigma_\zeta^2 / \sigma_\varepsilon^2 = \bar{q}_\zeta, \sigma_\eta^2 = 0 \text{ y } \psi_t = 0.$$

La estimación del componente ciclo para las observaciones a las que se les aplicó el filtro de HP, es decir las observaciones libres de tendencia, está dada por el componente irregular suavizado. Para series macroeconómicas trimestrales Kydland y Prescott (1990), proponen $\bar{q}_\zeta = 0.000625$.



II. 3. MEE CON TENDENCIA, CICLOS Y ESTACIONALIDAD

Como se mencionó los MEE descomponen la serie en componentes que toman una forma explícita y que tienen interpretación directa, (Harvey, 1989). Se puede postular el modelo como:

$$y_t = \mu_t + \psi_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (\text{II.3.1})$$

donde y_t es la serie observada, μ_t representa la tendencia, ψ_t representa el ciclo y ε_t es el componente irregular. Se considera a la tendencia como una tendencia lineal local definida como:

$$\begin{aligned} \mu_t &= \mu_{t-1} + \beta_{t-1} + \eta_t & \eta_t &\sim \text{NID}(0, \sigma_\eta^2) \\ \beta_t &= \beta_{t-1} + \zeta_t & \zeta_t &\sim \text{NID}(0, \sigma_\zeta^2) \end{aligned} \quad (\text{II.3.2})$$

donde β_t es la pendiente, η_t y ζ_t son disturbios normales, ruido blanco independiente uno del otro.

El ciclo estocástico es generado por:

$$\begin{aligned} \psi_t &= \rho \cos \lambda_c \psi_{t-1} + \rho \sin \lambda_c \psi_{t-1}^* + \vartheta_t \\ \psi_t^* &= \rho \cos \lambda_c \psi_{t-1}^* + \rho \sin \lambda_c \psi_{t-1} + \vartheta_t^* \end{aligned} \quad (\text{II.3.3})$$

donde ρ es un parámetro llamado *damping factor* tal que $0 \leq \rho \leq 1$, λ_c es la frecuencia del ciclo en radianes ϑ_t y ϑ_t^* son ambos $\text{NID}(0, \sigma_\vartheta^2)$. El componente irregular ε_t es $\text{NID}(0, \sigma_\varepsilon^2)$ y los disturbios de los tres componentes son independientes entre sí.

La tendencia es equivalente a un proceso ARIMA(0,2,1):

$$(1-L^2) y_t = (1-\theta L) \varepsilon_t, \quad (\text{II.3.4})$$

donde ε_t es $\text{NID}(0, \sigma_\varepsilon^2)$.

Se pueden considerar los siguientes casos particulares que corresponden a distintos valores que podrían tomar los hiperparámetros:

- $\sigma_\zeta^2 = 0$, (II.3.2) se reduce a un proceso camino aleatorios con dirección;
- además si $\sigma_\eta^2 = 0$, se tiene tendencia determinística del tipo $\mu_t = \mu_0 + \beta t$;
- $\sigma_\eta^2 = 0$, pero $\sigma_\zeta^2 > 0$, el proceso es integrado de orden dos $I(2)$, lo que significa que es estacionario en segundas diferencias, una tendencia con estas características tiende a ser relativamente suave.



Existen series donde no es razonable suponer a priori tendencia suavizada, por eso se puede cuestionar si empíricamente es válido suponer que $\sigma_{\eta}^2 = 0$, (Harvey y Jaeger, 1993).

El componente cíclico ψ_t es estacionario si $\rho < 1$. Esto es equivalente a que en un proceso ARMA(2,1) tanto la parte autorregresiva como la promedio móvil están sujetas a restricciones. La más importante es que los parámetros AR se restrinjan a caer dentro de la región correspondiente a raíces complejas. Se pueden obtener ciclos estocásticos, imponiendo restricciones a priori deseables.

La estimación de los hiperparámetros $(\sigma_{\eta}^2, \sigma_{\zeta}^2, \sigma_{\theta}^2, \rho, \lambda_c, \sigma_{\varepsilon}^2)$, se puede realizar por máxima verosimilitud. Luego se estiman los componentes, tendencia, ciclo e irregular por un algoritmo de suavizado como es el filtro de Kalman.

El modelo (II.3.1) se puede extender con el fin de incorporar un componente que represente la estacionalidad. De esta manera, como puntualizan Harvey y Jaeger (1993), no es necesario usar datos desestacionalizados ya que pueden estar distorsionados por el ajuste estacional.

También se tendrán mecanismos adecuados para determinar si el componente estacional es determinístico o estocástico. El modelo (II.3.1) tomará la forma

$$y_t = \mu_t + \gamma_t + \psi_t + \varepsilon_t, \quad (II.3.5)$$

donde y_t, μ_t, ψ_t y ε_t , son definidos como en (II.3.1)-(II.3.3) e γ_t es el componente estacional que está representado por

$$\gamma_t = \sum_{t=1}^{s-1} \gamma_t + \omega_t, \quad (II.3.6)$$

ω_t es ruido blanco $NID(0, \sigma_{\omega}^2)$ e independiente de los otros errores, si $\sigma_{\omega}^2 = 0$ la estacionalidad se puede considerar determinística.

II. 3.1. Puntos aberrantes y cambios de nivel en el MEE

La aparición de un punto aberrante (*outlier*) o de un cambio de nivel en la serie representa un cambio brusco en el comportamiento de la misma que afecta la estimación de sus componentes. Estos cambios pueden ser modelados como casos particulares del análisis de intervención. Las intervenciones están relacionadas con el hecho de estimar el efecto de eventos conocidos. Esto puede realizarse a través de variables *dummy*, las cuales son incluidas en el MEE.

$$y_t = \mu_t + \psi_t + \phi \delta_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T \quad (II.3.7)$$

La variable δ_t representa la variable *dummy* siendo ϕ el coeficiente correspondiente. La forma que toma esta variable depende del tipo de cambio que se quiera modelar. En el caso particular de la existencia de un punto aberrante, se supone que la intervención ocurre en un cierto tiempo t^* y su efecto se limita a ese momento. La variable δ_t toma la forma:

$$\delta_t = \begin{cases} 0, & t \neq t^* \\ 1, & t = t^* \end{cases}$$



Si se está en presencia de un cambio de nivel, la variable δ_t se puede definir como:

$$\delta_t = \begin{cases} 0, & t < t^* \\ 1, & t \geq t^* \end{cases}$$

Este tipo de efecto también podría ser modelado como un cambio momentáneo en la ecuación del nivel (Harvey, 1989).

III. ESTIMACIÓN DE CICLOS DEL PIB DE ARGENTINA

Como se mencionó anteriormente, el método más comúnmente utilizado en Argentina para detectar ciclos es el filtro de HP, pero se conoce que para que este filtro tenga buenas propiedades se deben cumplir ciertos supuestos, de lo contrario se pueden detectar ciclos espurios (Harvey y Jaeger, 1993). En este trabajo se proponen los MEE para estimar los ciclos y como se mostró en la sección anterior, bajo ciertas condiciones, los modelos MEE y el filtro de HP son equivalentes. Por ello, en primer lugar se muestra a través de las estimaciones de los MEE que la serie del PIB de Argentina no cumple las condiciones impuestas para la utilización de HP y se comparan los ciclos estimados bajo diferentes condiciones.

Para estimar el ciclo del PIB en Argentina a través de los MEE, se trabaja con la serie en logaritmo. Se muestra en forma empírica los distintos resultados que se obtienen según se trabaje con la serie bruta o ajustada estacionalmente. Para la desestacionalización de la serie del LnPIB se utiliza el programa X12-ARIMA versión 0.2.10 de *U.S. Census Bureau*.

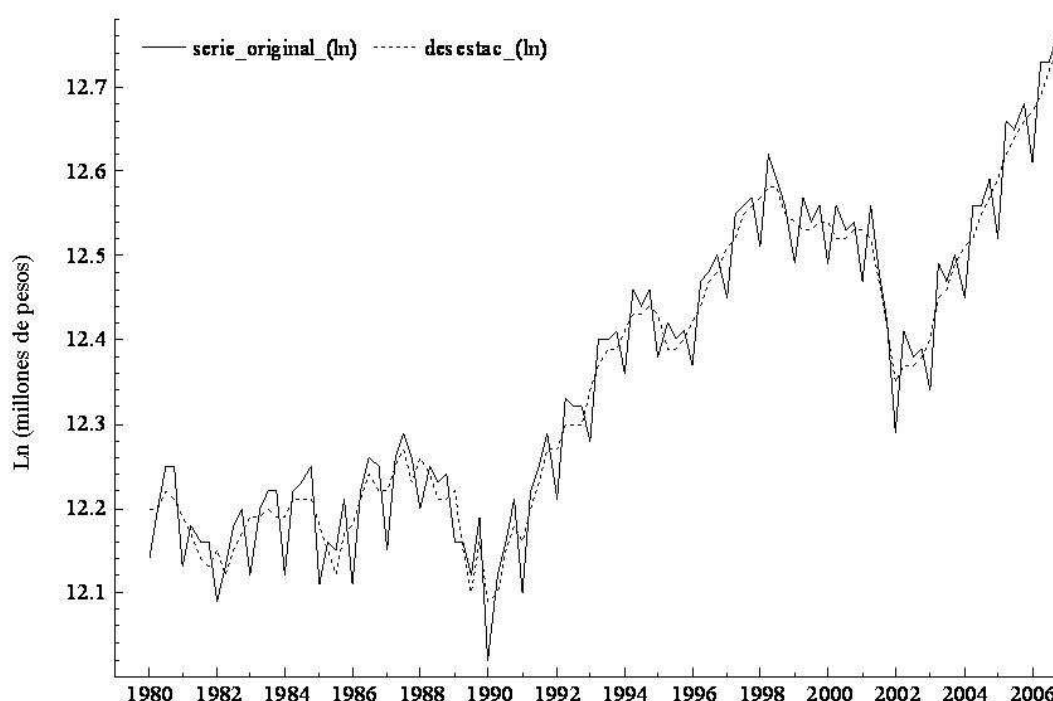
Se detectan un *outlier* y un cambio de nivel mediante el programa STAMP 6.3 los cuales resultan altamente significativos al estimar el modelo con intervención. Los mismos corresponden a una observación aberrante del irregular en el cuarto período del año 1989 que coincide con un proceso de hiperinflación en el país y un cambio de nivel en el segundo trimestre del año 1989.

Como se mencionó en la sección anterior las restricciones impuestas por el filtro de HP al MEE (II.1.1) se pueden sintetizar en $\sigma_\zeta^2 / \sigma_\varepsilon^2 = \bar{q}_\zeta$, $\sigma_\eta^2 = 0$ y $\psi_t = 0$. En primer lugar se utiliza el modelo mencionado para la serie ajustada estacionalmente, con las siguientes características:

Modelo 1 sin restricciones, excepto con $\psi_t = 0$ (sin ciclos), con dos intervenciones correspondiente a un *outlier* en el irregular en el período 4-1989 y un cambio de nivel en 2-1989 y

Modelo 2 con las restricciones $\sigma_\eta^2 = 0$ y $\psi_t = 0$ y con intervenciones

Gráfico 1: Serie del LnPBI en Argentina en el período I Trim. 1980 a IV Trim. 2006



Fuente: Elaboración propia sobre datos del Ministerio de Economía

Las estimaciones de los hiperparámetros se presentan en la tabla 1.

Tabla 1: Estimación de los hiperparámetros de los modelos para la serie LnPIB desestacionalizada

	Modelo 1	Modelo 2
Var ε	0.000000	0.000096
Var η	0.000395	0 (restricción)
Var ξ	0.000039	0.000218
		$q_{\zeta} = 2.2833$

Fuente: Elaboración propia

En el modelo sin restricciones se observa que $\sigma_{\eta}^2 \neq 0$ y que $\sigma_{\varepsilon}^2 = 0$, esto estaría indicando que efectivamente la serie se descompone en una tendencia suavizada más un ciclo. Con este modelo no es posible estimar q_{ζ} dado que $\sigma_{\varepsilon}^2 = 0$.

Cuando se aplica la restricción $\sigma_{\eta}^2 = 0$, la estimación de q_{ζ} está muy alejada del valor propuesto para el filtro de HP (0.000625) dado que $\hat{q}_{\zeta} = 2.2833$.



Por otro lado si se trabaja con la serie LnPIB sin desestacionalizar y se estima el componente estacional mediante un modelo estructural tipo (II.3.5), se pueden observar las estimaciones de los hiperparámetros de los distintos modelos probados en la tabla 2.

Tabla 2: Estimación de los hiperparámetros de los modelos para la serie LnPIB

	Modelo 3	Modelo 4
Var ε	0.000000	0.000146
Var η	0.000529	0 (restricción)
Var ξ	0.000017	0.000193
Var ω	0.000007	0.000008
		$q_{\zeta} = 1.3284$

Fuente: Elaboración propia

Cuando se trabaja con la serie ajustada estacionalmente, los resultados no varían sustancialmente con respecto al no cumplimiento de las restricciones de HP.

Luego se trabaja con los datos ajustados estacionalmente y se estima el ciclo de la serie utilizando un MEE. En la tabla 3 se muestran las estimaciones de los hiperparámetros, los ciclos que se detectan con su periodicidad y las estimaciones de los valores de ρ .

Tabla 3: Estimación de los ciclos por MEE del LnPIB (datos desestacionalizados)

		Modelo 5
Var ε		0.000000
Var η		0.000000
Var ξ		0.000002
	1er. período	5.5 años
	2do. período	13.0 años
	ρ	0.915
	ρ	0.992

Fuente: Elaboración propia

Para la serie LnPIB estacionalmente ajustada se detectan dos ciclos estocásticos, uno cada 5.5 años y el otro cada 13 años. El primero representa el 1.25% de la tendencia, mientras que el segundo el 11.5%. El nivel se debe considerar fijo dado que la variancia estimada de η es igual a cero, como así también la variancia del irregular ε . La aleatoriedad de la serie según el modelo 5 se presenta especialmente en los ciclos y en la pendiente. El primer ciclo muestra las dos grandes depresiones de los años 1989-1990 y 2002-2003, mientras el segundo es mucho más suave (Gráfico 2). Otras características a resaltar de la estimación de los componentes es que la pendiente (tasa de crecimiento) va aumentando, alcanzando el valor máximo al final del período.

Como se menciona en la sección II la tendencia es equivalente a un modelo ARIMA(0,2,1), donde los residuos estimado de dicho modelo representan el comportamiento cíclico más el irregular. Por lo tanto, se estima dicho modelo con los datos de la serie estacionalmente ajustada.

Se obtiene que $\hat{\theta}_1 = -1$, por lo tanto el modelo no cumple la condición de invertibilidad. Por otro lado, cuando se analizan la autocorrelación de los residuos estimados la estadística de

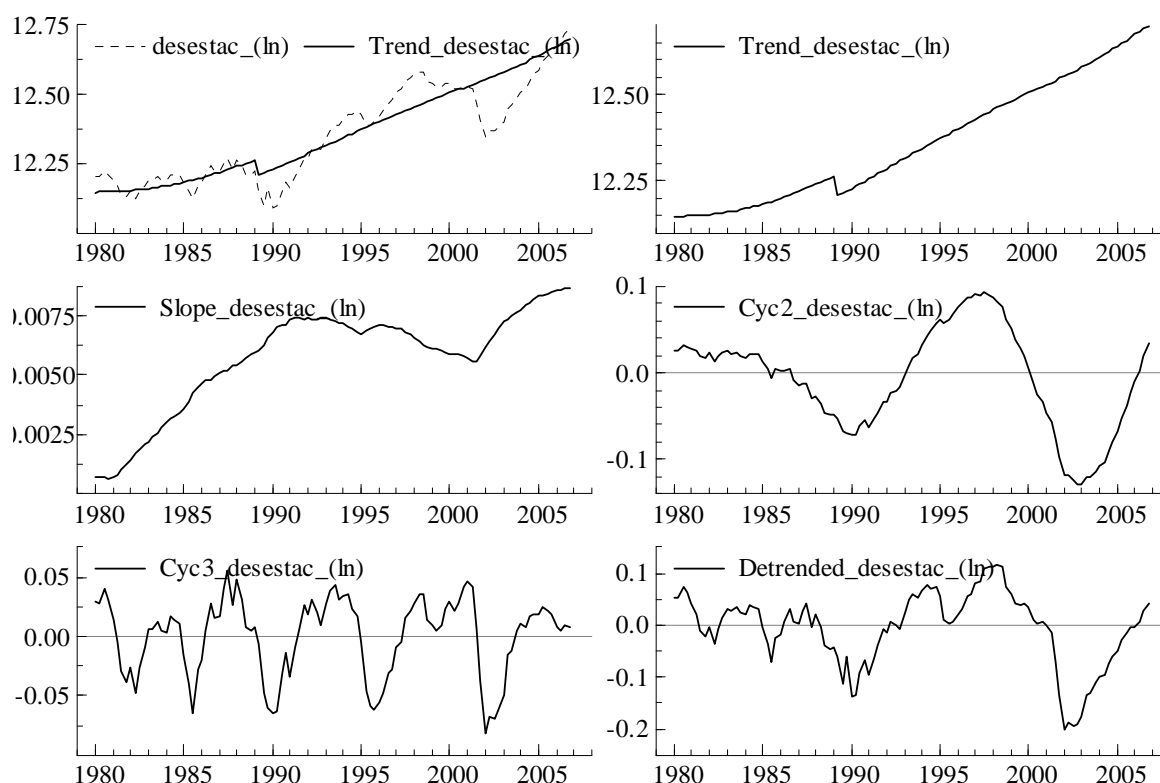
Ljung y Box¹, para $k=12$ resulta $\chi^2 = 32.98$ ($p=0.0005$) altamente significativo, por lo que no se puede considerar que los errores sean no correlacionados.

Por ello, se propone un nuevo modelo ARIMA(1,1,0), que mejora las propiedades de bondad de ajuste del anterior modelo ARIMA, si bien algunas autocorrelaciones de los residuos resultan significativas.

La representación gráfica de los residuos estimados del modelo ARIMA(1,1,0), los cuales representan el componente cíclico más el irregular se muestran en el gráfico 3. Esta serie tiene un comportamiento similar a uno de los ciclos estimado por el MEE y la encontrada por el filtro de HP.

En el gráfico 3 se presenta la serie de ciclo más irregular encontrado mediante el filtro de HP ($\bar{q}_\zeta = 0.000625$), esta serie tiene comportamiento similar al ciclo de período 5.5 años encontrado por MEE, lo cual se puede deber a que la serie LnPIB desestacionalizada tiene nivel fijo es decir variancia de η igual cero. Además la estimación del MEE presentada en la tabla 3 permite detectar otro ciclo de periodicidad 13 años, que no es posible identificar mediante el uso del filtro de HP, ya que éste proporciona la estimación de un ciclo único.

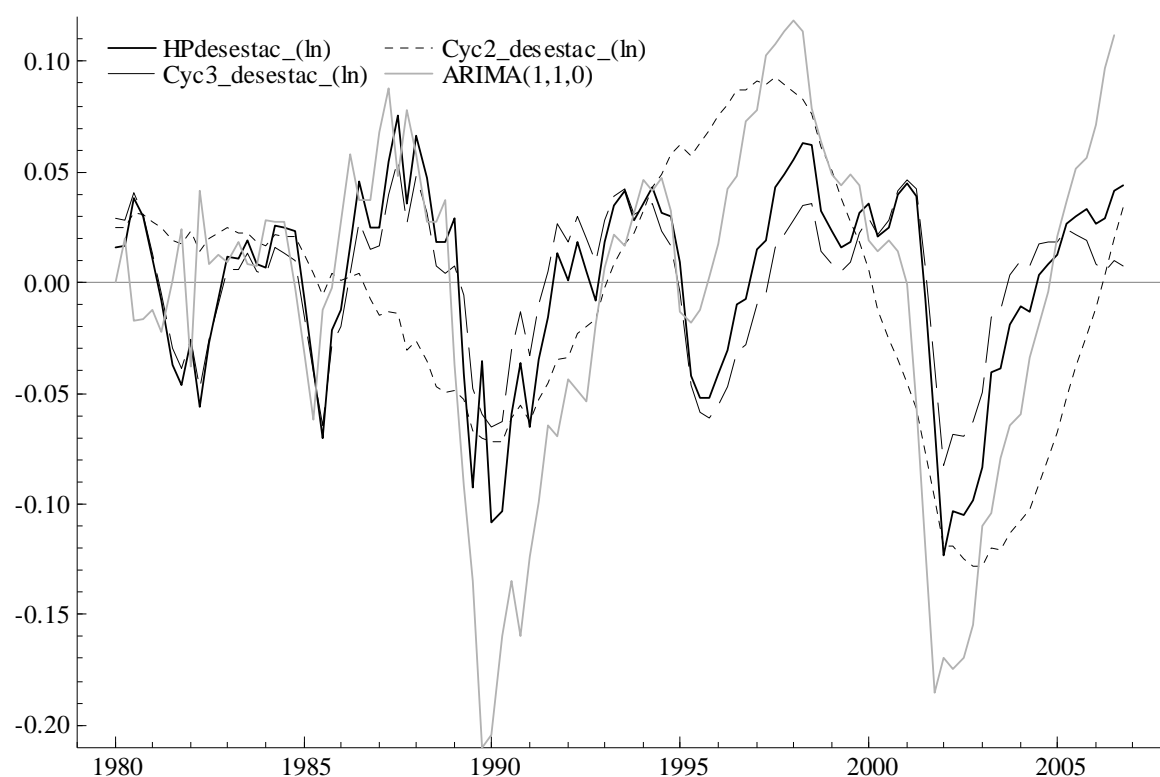
Gráfico 2: Componentes estimados para la serie LnPIB desestacionalizada



Fuente: Elaboración propia

¹ La estadística de Ljung-Box toma la forma $\chi^2 = n(n+2) \sum_{i=1}^k (n-k)^{-1} r_k^2(\epsilon) \sim \chi^2_{m-p-q}$, bajo la H_0 de no correlación de las primeras k autocorrelaciones.

Gráfico 3: Estimación de los ciclos de la serie LnPIB de Argentina mediante el uso del filtro de HP y los MEE (Modelo 5)



Fuente: Elaboración propia

En la tabla 4 se encuentran los resultados de estimar un MEE a los datos brutos.

Tabla 4: Estimación de los ciclos por MEE del LnPIB

			Modelo 6
Var ε			0.000000
Var η			0.000478
Var ξ			0.000005
Ciclos	1er. Período		3.4 años
	2do. período		6.5 años
	ρ		1.0
	ρ		0.999

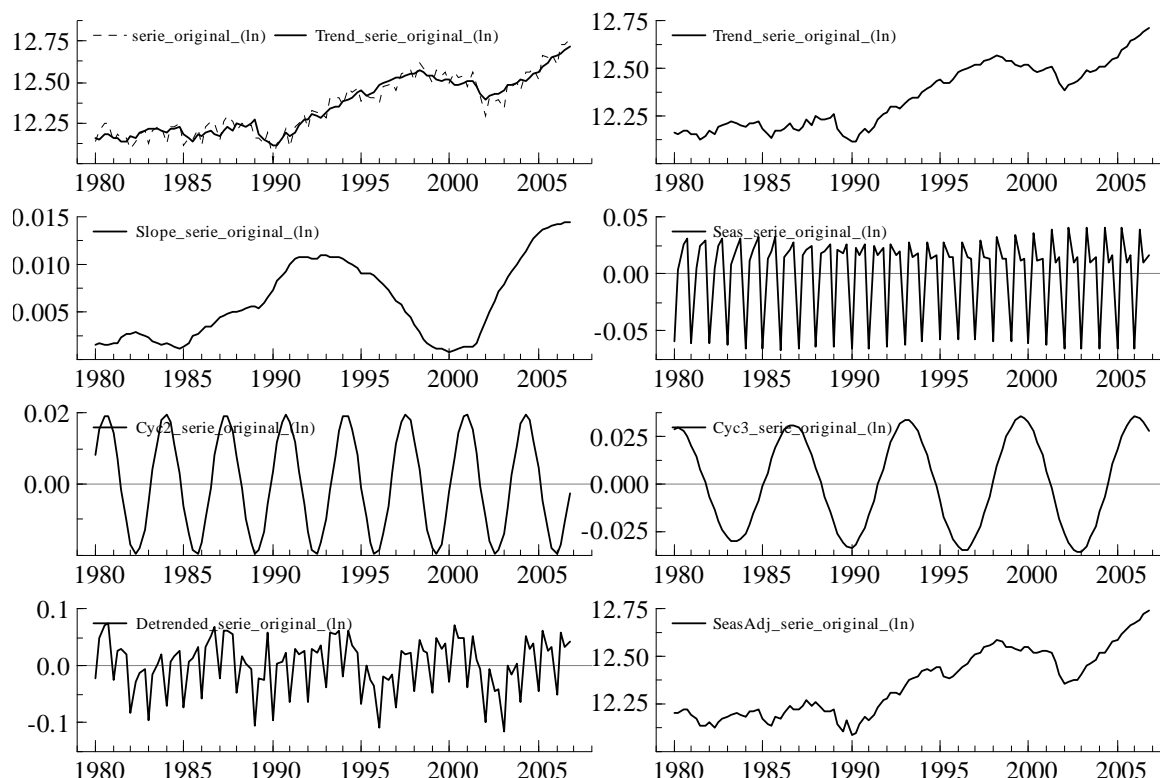
Fuente: Elaboración propia

Los resultados de las estimaciones varían considerablemente respecto a los obtenidos para la serie desestacionalizada. Se encuentra un ciclo determinístico de período 3.4 años y uno estocástico de período de 6.5 años. Otra diferencia importante es que el nivel del modelo 6 es estocástico dado que la variancia de η es distinta de cero, esto hace que la serie de tendencia siga más fielmente el comportamiento de la serie original y deje menos variación para el comportamiento cíclico (Gráfico 4). Según este modelo, la variación aleatoria está representada en el nivel, pendiente y estacionalidad y en mucha menor medida en los ciclos.

Otra característica de la serie, coincidente con las estimaciones para los datos desestacionalizados, es que la pendiente va variando a través del tiempo alcanzando su valor máximo al final del período. También se debe destacar que la estacionalidad se la

puede considerar estocástica, cambiando apreciablemente su comportamiento a través del período en estudio.

Gráfico 4: Componentes estimados de la serie LnPIB

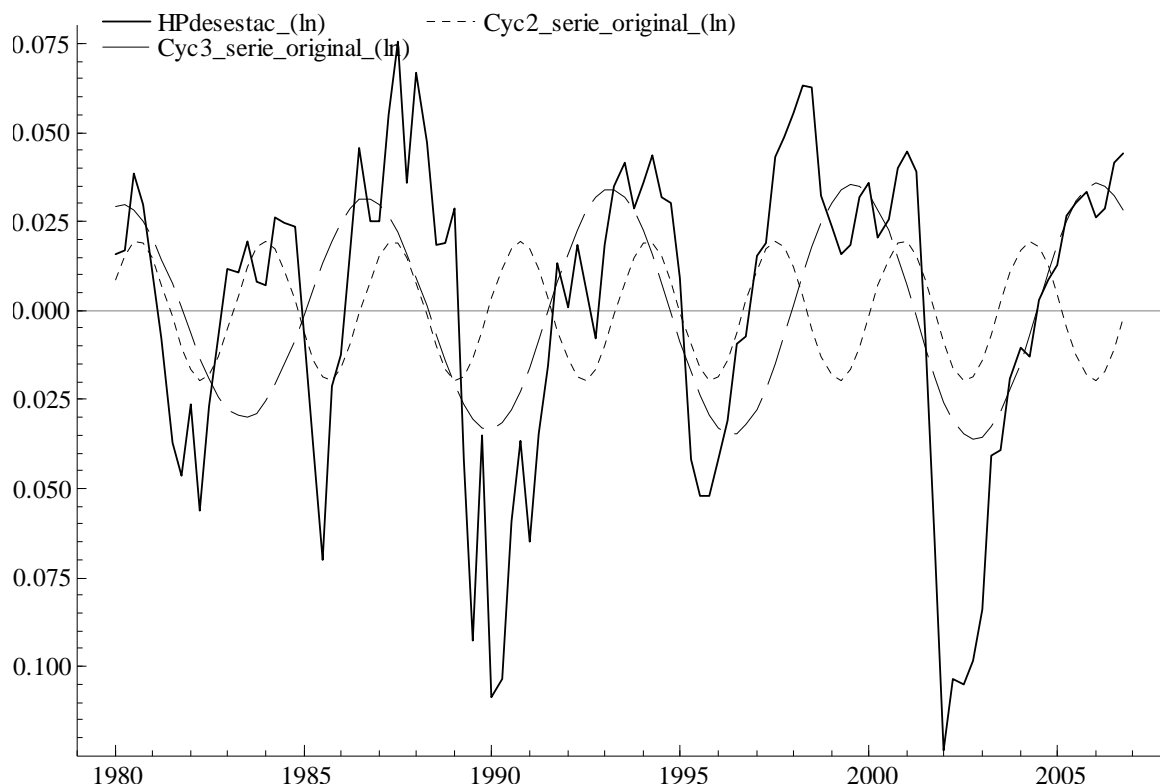


Fuente: Elaboración propia

La serie de ciclo e irregular para la serie LnPIB encontrada a través del filtro de HP, junto a los dos ciclos encontrados a través del modelo 6, se presenta en el Gráfico 5. En este caso se puede apreciar que dicha serie difiere sustancialmente de los ciclos encontrados por el MEE (modelo 6), si bien el ciclo de 6.5 años de este último modelo en mucho tramos se asemeja al comportamiento de la serie del filtro de HP, lo hace en forma mucho más suave. El segundo ciclo de período 3.4 años detectado por el MEE, es aun más suave que el ciclo anterior y en algunos tramos parece diferir más respecto de la serie de HP.

Por los resultados hallados parece que lo importante es, coincidiendo con Harvey y Jaeger (1993) i) definir si la serie realmente se la puede considerar que tiene nivel estocástico o determinístico y ii) que realizar el ajuste estacional a la serie puede modificar el comportamiento de la tendencia respecto de cuando se estiman todos los componentes conjuntamente.

Gráfico 5: Estimación de los ciclos de la serie LnPIB de Argentina mediante el uso del filtro de HP y los MEE (Modelo 6)



Fuente: Elaboración propia

Se debe aclarar que los modelos 5 y 6 cumplen con las condiciones de bondad de ajuste como son normalidad de los errores de los distintos componentes y residuos general, test de Durbin-Watson sobre no autocorrelación de primer orden en los residuos. Sin embargo si al modelo no se le incorporan las intervenciones propuestas, los supuestos de normalidad no se cumplen. El incorporar las intervenciones hace variar sustancialmente la periodicidad de los ciclos. Además, como tanto la tendencia como los ciclos deben reflejar los cambios suaves de la serie, los cambios abruptos estarían distorsionando las estimaciones de dichos componentes.

IV. DISCUSIÓN

En este trabajo se realiza un análisis estadístico empírico de la serie Producto Interno Bruto (PIB) de la Argentina, con el fin primordial de estimar los ciclos de dicha serie. Se trabaja con el logaritmo de la serie para datos brutos por un lado, como así también con la serie anterior ajustada estacionalmente. Se utilizan MEE, el filtro de HP y modelos ARIMA, estos dos últimos se pueden considerar casos particulares del primero. Se realiza una comparación entre los resultados de los distintos métodos.

A través del análisis empírico se aprecia que los resultados varían según el método o los supuestos que se realicen para determinar los ciclos. Lo que se puede destacar es:

- i) la serie PIB presenta un *outlier* en el irregular y un cambio de nivel que conviene que sean modelados para no alterar los cambios suaves de los componentes y para que los errores cumplan las condiciones de normalidad;



- ii) si se trabaja con la serie desestacionalizada, el MEE que se utiliza para estimar los ciclos presenta variancia del error del nivel igual a cero, condición impuesta por el filtro de HP. En consecuencia se encuentra mediante el MEE un ciclo que coincide en gran medida con la serie de ciclo de HP y también con los residuos del modelo ARIMA, pero además el primero determina un ciclo más amplio que coincide con la característica de la serie en cuanto a los momentos de grandes depresiones;
- iii) si se trabaja con la serie bruta y mediante el MEE se estiman conjuntamente todos los componentes no observables, la variancia del error del nivel resulta distinta de cero, en consecuencia el nivel se modela como estocástico por lo que acompaña el comportamiento de la serie y la serie libre de tendencia es más suave que cuando se piensa en tendencia determinística. Por ello en este caso el MEE detecta dos ciclos determinísticos con menos amplitud que en el caso ii), uno de aproximadamente la misma periodicidad que el filtro de HP y otro de periodicidad mas pequeña.

Este análisis estadístico empírico plantea algunos interrogantes que deben ser resueltos con cautela. Por ejemplo, evaluar si es conveniente forzar que la variancia del nivel sea igual a cero y atribuir casi todo el comportamiento aleatorio a los ciclos; por otro lado, ¿es conveniente trabajar con la serie ajustada estacionalmente? Ajustar estacionalmente primero la serie y luego encontrar los ciclos hace variar los resultados respecto a cuando se trabaja con los datos brutos y se estiman todos los componentes conjuntamente. Desde el punto de vista de la estimación es más apropiado este segundo criterio.

No obstante todos estos interrogantes, se deduce del análisis estadístico que, tanto los MEE (serie bruta o ajustada estacionalmente) como el filtro de HP y el modelo ARIMA detectan un ciclo cada 5-6 años, pero además el MEE (serie bruta), detecta otro con periodicidad de aproximadamente 13 años que concuerda con las grandes depresiones del país.

Por lo expuesto, es recomendable seguir profundizando en el tema, compatibilizando los supuestos teóricos con los resultados empíricos, especialmente para series de nuestro país.

V. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ahumada, H.; Garegnani, M.L. (2000), *Assesing HP Filter Performance for Argentina and US Macro Aggregates*, Journal of Applied Economics, Vol.III, No.2, 257-284.
- Blaconá, M.T., Bussi, J., Méndez, F. (2007), *Estimación de ciclos del PIB de Argentina*, Actas del XXXV Coloquio Argentino de Estadística, Mar del Plata, 21-23 octubre.
- Blanchard, O.J.; Fischer, S. (1989), *Lectures in Macroeconomics*, MIT Press, Cambridge.
- Beveridge, S.; Nelson, C. R. (1981), *A new approach to decomposition of economic time series, into permanent and transitory components with particular attention to measurement of the business cycle*, Journal of Monetary Economics, 7, 151-174.
- Box, G. E. P. and Jenkins, G. M.(1976): *"Time Series Analysis Forecasting and Control"*, Revised Edition, Holden Day.
- Franses, P.H. (1998), *Time Series Models for Business and Economic Forecasting*, University Press, Cambridge.



- Harvey, A. C. (1989), *Forecasting, Structural Time Series Models, and the Kalman filter*, Cambridge: Cambridge University Press.
- Harvey, A. C.; Jaeger, A. (1993). *Detrending, Stylized Facts and the Business Cycle*. Journal of Applied Econometrics, vol. 8, pp. 231-241.
- Harvey, A. C.; Proietti, T. (2005), *Readings in Unobserved Components Models*, Oxford University Press, USA.
- Hodrick, R. J.; Prescott, E. C. (1980), *Postwar U. S. business cycles: An empirical investigation*, Discussion Paper No. 451, Carnegie-Mellon University.
- Kamil, L.; Lorenzo, F. (1998), *Caracterización de las fluctuaciones cíclicas en la Economía Uruguay*, Documento de trabajo 0597, Facultad de Ciencias Sociales, Universidad de la República, Uruguay.
- Kydland, F. E.; Prescott, E. C. (1990), *Business cycles: Real facts and a monetary myth*, Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review, 14, 3-18.
- Koopman S. J.; Harvey, A. C.; Doornik, J.A. and Shephard, N. (2000). *State Space Time Series Analysis*, London: Timberlake Consultants Press.
- Nelson, C. R.; Kang, H. (1981), *Spurious periodicity in inappropriately detrended time series*, Econometrica, 49, 741-51.
- Trajtenberg, L.A. (2002) *Modelización de Ciclos y Tendencias en Series de Tiempo Macroeconómicas Argentina: 1980-2000*, Anales de la Asociación Argentina de Economía Política.
- U.S. Census Bureau (2002), *X-12 ARIMA Reference Manual, version 0.2.10*. Time Series Staff, Statistical Research Division.